

DOI 编码: 10.3969/j.issn.1672-884x.2019.11.016

大规模定制电子商务的组合策略自动谈判研究

曹慕昆¹ 陈崇萍² 王 刚³(1. 厦门大学管理学院; 2. 华南师范大学公共管理学院;
3. 美国弗吉尼亚理工大学商学院)

摘要: 为了满足消费者的个性化需求,同时减少消费支出,将大规模定制理论同电子商务实践相结合,构建电子商务环境下大规模定制运营模型。基于 Agent 技术的自动谈判理论,探究适用于多属性谈判的谈判策略,即不学习的固定策略和学习策略;并将学习对手策略与微小让步区间策略相结合,形成组合策略用以指导 Agent 谈判出价。通过对比 3 种策略的效果实验证明,这种组合应用不同策略的方法,更加有利于双方达到双赢的局面,提高谈判效率,从而促进定制化电子商务走向实际应用。

关键词: 大规模定制; 自动谈判; Agent; 谈判策略; 微小区间让步

中图分类号: C93 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-884X(2019)11-1712-07

Study on Automated Negotiation with Combined Strategy in E-Commerce Oriented Customization

CAO Mukun¹ CHEN Chongping² WANG G A³

(1. Xiamen University, Xiamen, Fujian, China; 2. South China Normal University, Guangzhou, China; 3. Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, USA)

Abstract: To satisfy consumers' demand for individualization and to diminish consumer-expenditure, this study integrates the theory of mass customization and the practice of e-commerce, proposing an operational model of customization in e-commerce. Based on the agent technology and automated negotiation theory, this study explores the strategic models for multi-attribute negotiations, namely non-learning-fixed strategy and learning strategy. In addition, the learning strategy is combined with a minor concession to guide the agent make adaptive negotiation offers, so-called minor-concession strategy or combined strategy. Through comparative experiments among the three strategies, the experimental result shows the combined strategy is more effective for achieving a win-win situation at the end of negotiations than the other two strategies, as well as increasing the efficiency of negotiation, and thus benefits the future practical development of customized e-commerce.

Key words: mass customization; automated negotiation; Agent; negotiation strategy; minor concession

1 研究背景

随着经济的发展和生产水平的提高,一方面市场上很多商品生产过剩,找不到买家;而另一方面,消费者获得个性化商品的需求却得不到满足^[1]。大规模定制生产具有定制化与大规模生产的优势,可以很好地解决这个问题,减少生产成本,满足市场需求^[2,3]。伴随着电子

商务的飞速发展,大规模定制和电子商务的结合是未来在线商务模式的必然发展趋势^[4~6]。

电子商务深刻影响着人们的生活,成为全球供应链环境下最重要的商务模式之一^[7]。但是,现有基于固定价格交易和拍卖机制的电子市场并不能满足所有的交易需求^[8]。大多数 B2C 电子商务网站只展示固定价格商品,价格谈判交给商家和顾客通过平台提供的通信工具

收稿日期: 2019-04-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71671154);国家留学基金委公派访问学者资助项目(201706315032);中央高校科研业务费山海基金资助项目(20720161052)

• 1712 •

(如阿里旺旺)进行后台线上谈判。比如,戴尔允许消费者在线定制电脑,根据配件不同自动算出价格,但如果客户需要购买多台定制电脑,希望获得更好的价格和服务时,就不得不和销售人员进行人工谈判。人工谈判成本高、效率低、服务不及时,而且谈判者还会受到自身认知条件的限制,不能获得理想的谈判结果。一些电商平台虽然提供一定程度的谈判支持,但限制较多。例如,C2C网站eBay不能对商品除价格外的其他属性(如保质期、交货期等)进行谈判;B2B网站阿里巴巴的谈判交流过程和最后的决策都需人工完成,没有实现自动化;购物代理比价网不能根据消费者个性化需求推荐差异化的特色商品,定制化程度不够。

由此可见,目前电子商务交易中存在两个问题:定制化不足,定制化交易过程中缺乏自动谈判的支持。针对此,为实现定制化电子商务交易的自动谈判,需要解决两个问题:①如何在传统电子商务过程中结合定制化机制,并在技术上完成这种结合;②在定制化电子商务中,顾客的定制需求不是单一的,所涉及的谈判过程是非单一属性的,如何使用自动谈判理论和技术予以支持,并将这种谈判技术运用到所设计的定制化电子商务过程之中。为了解决这两个问题,本研究构建大规模定制需求下的多属性电子商务谈判模型,运用Agent技术^[9],实现电子商务动态交易,提升交易效率,降低交易成本。

2 文献综述

大规模定制通过高度灵敏、集成与柔性化的生产,快速、低价地满足消费者对个性化商品的需求^[10~12]。电子商务环境非常适合产品的大规模定制与销售,特别在O2O模式下,多个消费者以相对优惠的价格定制商品,在网上下单并完成支付,然后到实体店体验消费^[6, 13]。然而,目前关于大规模定制电子商务的研究,多停留在理论设计,缺乏具体的实践方案^[4];另外,谈判作为大规模定制电子商务过程的必要支持,尚缺乏相关理论和技术研究。

谈判是基于供应链的商务活动的重要组成部分^[14]。在现实生活中,消费者和商家不仅仅关注商品的价格,同时也可能关注运送时间、质量等级、售后服务等相关因素,形成所谓多属性谈判^[15]。在多属性谈判模型中,每个属性都有自己的取值区间和权重值,每次提议都是各个属性的组合,根据总效用函数计算综合效用来评价提议。这种方法代表了处理多属性谈判问

题的通用做法,但是在此模型中没有考虑时间和资源等约束条件。FARATIN等^[16]在前人研究的基础上加入了基于时间和资源的约束,使每次提议都在这些策略基础上生成反提议。事实上,多属性谈判过程涉及两个阶段,先在各个属性之间进行权衡,权衡无效的情况下才进入让步阶段^[17]。目前,大多数研究所采取的让步策略主要基于固定谈判策略,但现实中,谈判者会根据对手的出价实时改变出价策略^[18]。本研究摒弃了传统的固定策略谈判模式,力图设计能组合使用不同策略进行谈判的自适应型Agent;此外,多属性谈判模型采用Package Deal谈判方式,即在谈判中同时考虑所有属性值的可能组合,从中找寻最佳解^[19]。

自动谈判系统是采用软件Agent部分或完全代替人同其他谈判方(Agent或人)谈判,实现了谈判决策的自动化^[20]。自动谈判研究的核心问题是谈判策略的设计。谈判策略主要解决谈判双方如何产生序列行动,使这些行动最大化自身效用,同时对手也愿意接受^[18]。谈判策略的设计方法主要有启发式和机器学习两种。启发式方法使用固定的让步函数完成谈判让步过程,典型的工作是FARATIN等^[16]所设计的时间约束和行为约束策略,以及基于此经典模型的后续工作^[21]。机器学习方法使用人工智能技术预测对手的未来出价、保留价格、谈判属性偏好等。所使用的技术主要有:进化算法(如遗传算法^[17]、蚁群算法^[22])、神经网络^[23]、贝叶斯学习^[24]、强化学习^[25]等。纵观前人的工作,已有研究主要是使用单一固定策略,缺乏多种策略的组合的研究,而在现实电子商务环境下,单一策略很难适应复杂动态的谈判环境^[26]。

3 大规模定制电子商务谈判模型

大规模定制电子商务谈判模型包括大规模定制电子商务的实现流程,以及多属性谈判模型,其中多属性谈判模型主要由固定策略、学习策略和微小区间让步谈判策略组成。

3.1 大规模定制电子商务实现流程

大规模定制是电子商务发展的必由之路^[27]。传统的B2C电子商务流程是:商家在平台上展示商品,消费者通过搜索引擎访问商品信息,经过价格对比,做出购买决定,商家接受支付并处理物流,完成交易。这个流程存在的问题是:如果有多个消费者同时购买某个商家的某件商品,一方面,商家疲于应付多个顾客的并发购买,传统人工操作效率低下;另一方面,

单个消费者缺乏议价优势,不能获得理想的折扣。这时,如果有相似定制化需求的消费者联合起来购买,则既可同商家谈判更优惠的价格,又可提高商家的交易效率。这里的核心问题是,如何将大规模定制和传统 B2C 电子商务流程进行整合,使得定制化电子商务从概念走向实际应用。

本研究提出的大规模定制电子商务流程主要分为信息收集和多属性谈判两个阶段。在信息收集阶段,系统收集各个消费者的需求与偏好,①消费者在系统上发起定制商品,提交相关参数;②具有相同定制商品需求的消费者提交自己的需求参数,直到形成销售商指定的最低定制量;③系统分析消费者群体的定制信息,并发布这些信息。在多属性谈判阶段,①销售商(买方)在系统上发布商品的定制信息;②制造商(卖方)选定自己能够生产的订单,与销售商启动谈判;③制造商的卖方 Agent(S-Agent)与销售商的买方 Agent(B-Agent)进行多属性谈判,谈判成功则确定制造商生产定制商品,不成功则继续选择订单谈判。详细流程见图 1。

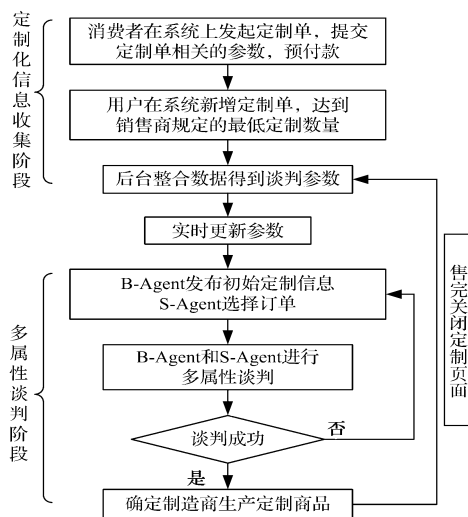


图 1 大规模定制电子商务流程图

3.2 谈判策略与效用函数

当流程进入到多属性谈判阶段,Agent 需要选择谈判策略应对对手出价。通过分析前人的研究可知,主流的谈判策略是固定策略,也就是从谈判开始直至结束,采用单一的出价模式,通常是一个设计好的出价函数,在整个过程中不学习更新此固定出价模式^[16,21]。这种策略模式通常在计算机系统中用于资源分配的冲突协调。在商务谈判领域,情况会更复杂,尤其是 Agent 与人谈判时,单一固定策略是很难应付的,研究者开发出了具有学习功能的智能谈判策略。这种策略可以根据谈判情境的变化,动

态调整出价策略,表现出较强的自适应型和鲁棒性^[26]。但是,目前学习策略主要用于单属性价格谈判,没有很好地同多属性谈判相结合。本研究提出组合策略,其含义是将单属性固定策略的时间依赖特性同学习策略的动态自适应特性相结合,在其上加入微小区间让步机制,以期能够使 Agent 在多属性谈判环境下灵活应对各种谈判情境。为了同固定策略和学习策略相区别,将这种组合策略称为微小区间让步策略。

3.2.1 固定策略(不学习)

时间是谈判中最为关键的限制资源,谈判者的行为受时间因素的影响极大。如在谈判逼近终止时间时,谈判者会做出显著让步。根据这一特性,参考 FARATIN 等^[16]提出的经典谈判策略,基于时间的谈判策略函数为

$$a(t) = \exp(1 - \bar{t}^{-1} \min(t, \bar{t}))^\beta \ln k, \quad (1)$$

式中, t 是当前谈判的时间, \bar{t} 是谈判的截止时间, β 值的大小决定了谈判双方采取的谈判策略, k 是决定 Agent 初始出价的一个常数。当 $\beta=1$ (中立型)时,谈判者在整个谈判的过程中一直保持平稳的让步速度;当 $0 < \beta < 1$ (保守型)时,开始让步幅度小,随时间的逼近,让步越来越快;当 $\beta > 1$ (激进型)时,开始让步非常快,到最后让步幅度小。针对多属性谈判,时间决策函数决定每次提议的综合效用为

$$x(t) = \bar{x} + (1 - a(t))(\underline{x} - \bar{x}), \quad (2)$$

式中, \bar{x} 和 \underline{x} 分别是综合效用的最大和最小值,取值可根据实际情境而定。买方和卖方的利益是相对的,比如,价格对买方来说是越低越好,但是对卖方来说是越高越好;交货期对买方来说是越短越好,但是对卖方来说是越长越好。以下将会加入不同的学习策略,分析每种策略情况下卖方和买方应该采取的让步策略。

3.2.2 学习策略

在电子商务中,尤其是大规模定制所适用的 B2C 环境,买方是人,而卖方商家可以把谈判委托给 Agent 完成,这就要求 Agent 具备能够与人谈判的人工智能水平,因此,设计的卖方 Agent 具有学习能力。所谓学习,主要是针对买方的谈判行为做出适当的谈判反应,而不是坚持一个策略一成不变。定义买方相近的两次提议的综合效用之差为 $x'_{B \rightarrow S} - x^{t-1}_{B \rightarrow S}$,其中, $x'_{B \rightarrow S}$ 表示在 t 时刻买方出价相对于卖方的综合效用值,将谈判方的让步率定义为相邻两次提议综合效用之差的比值 θ ,即

$$\theta = (x'_{B \rightarrow S} - x^{t-1}_{B \rightarrow S}) / (x^{t-1}_{B \rightarrow S} - x^{t-2}_{B \rightarrow S})^{-1}. \quad (3)$$

如果 $\theta > 1$,则表示买方的让步幅度在逐渐

增大,这时卖方学习买方的让步率 θ ,调整自己的谈判策略获得新的 $\beta > 1$,这样可以提高谈判效率,更快地达成协议,同时提高谈判的成功率。如果 $\theta = 1$,则说明买方在平稳地让步,这时卖方保持自己当前的谈判策略,平稳让步。如果 $\theta < 1$,则说明买方在减少自己的让步幅度,这时卖方学习买方的 $1/\theta$,快速逼近买方的出价曲线,增加谈判成功率。卖方 Agent 由让步率 θ 推导新策略的具体算法如下:将式(1)和式(2)代入式(3),可解得卖方 Agent 的谈判策略函数为 $\alpha^S(t) = (\theta + 1)\alpha^S(t-1) - \theta\alpha^S(t-2)$,进而可得 $\alpha^S(t-1) = (\bar{x} - x_{B \rightarrow S}^{t-1})/(\bar{x} - \underline{x})$ 。

综上,可得卖方获得的新的策略关键参数 β ,以及卖方的新的策略 $x_{B \rightarrow S}$ 分别为

$$\beta = \ln\left(\frac{\ln A}{\ln k^S}\right) / \ln\left(1 - \frac{\min(t, \bar{t})}{\bar{t}}\right); \quad (4)$$

$x_{B \rightarrow S} = \underline{x} + (1 - \exp(1 - \bar{t}^{-1} \min(t, \bar{t}))^\beta \ln k^S)(\bar{x} - \underline{x})$, (5)
式中, $A = \exp(1 - \bar{t}^{-1} \min(t, \bar{t}))^\beta \ln k^S$,所有符号的上角标 S 都表示在卖方 Agent 的角度计算的结果。

3.2.3 微小区间让步策略

由于卖方和买方对每个谈判属性(如价格、保质期等)所设置的权重不同,从理论上说,双方都可以在对方认为重要而自己认为不重要的属性上做出让步,从而达到双赢的局面。例如,买方设置 3 个属性的权重为(0.7, 0.2, 0.1),卖方设置 3 个属性的权重为(0.5, 0.4, 0.1);买方可以减少属性 2 的取值,买方在属性 2 上做的任何一点让步对自己的综合效用的影响系数是 0.2,但是对卖方的影响系数是 0.4。有理由相信,买方可以在此属性上让步,获得更好的谈判效果。基于这样的思想,Agent 在预测出下一次提议的综合效用的基础上,做出微小的让步,这个让步区间因具体问题而异,本研究中设置为 0.005。在这个微小的让步区间范围内,将会产生多组提议,交由对方选择。这些提议对提议方来说,综合效用变化都很小,但对对方来说,可能某些提议的综合效用变化很大。

3.2.4 效用函数

本研究的效用函数取决于所有消费者的综合偏好。所有的消费者相互独立,假设总的效用函数可以写成单属性效用的线性函数,即 $U(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_i \omega_i v_i(x_i) (i = 1, 2, \dots, n)$,其中, ω_i 为每个属性的权重, $v_i(x_i)$ 为每个属性的效用函数, x_i 为每个属性值。基于以上模型设置,模拟一个大规模定制的电子商务场景。商家售卖某货品的标的价格为 100 元,多

个潜在买家在系统里登记的期望购买价格在 80~100 元之间,期望的交货期在 1~12 周之间,期权价格在 1~15 元之间。根据买卖双方提供给系统的偏好数据,系统运用层次分析法(AHP)整合,得到买卖双方对 3 个交易属性的偏好权重值为:买方(0.7, 0.2, 0.1),卖方(0.6, 0.3, 0.1)。其中,买方的权重为多个买家的权重值的算术平均值。由此可得买方和卖方的基本参数见表 1。需要说明的是,这些参数设置给出了一个实验环境,主要目的是在这个统一的实验环境中,对比接下来提出的 3 种谈判策略(固定策略、学习策略、微小让步)的成交性能。3 种策略的成交性能主要取决于策略自身的让步算法,与环境参数无关,因此,环境参数的变化并不会影响到策略性能的对比结果。

表 1 买方和卖方各参数

属性 x_i ($i=1,2,3$)	取值 区间	买方 权重	卖方 权重	买方 最优值	卖方 最优值
价格/元	[80,100]	0.7	0.6	80	100
交货期/周	[1,12]	0.2	0.3	1	12
期权价格/元	[1,15]	0.1	0.1	1	15

3.3 综合效用计算与排序流程

在正式谈判中,先对所有的谈判属性进行离散化,然后计算出综合效用,并排序。当对方发送的提议对自己的综合效用低于自己预测的下次提议的综合效用时,才会考虑让步。在让步的时候,首先用综合效用策略函数预测下次提议的综合效用,然后在排序中查找综合效用与预测综合效用最近的组合,发送给对方。考虑到计算量很大,所以将计算放在谈判之前。由于现实中很多的属性取值其实不是连续的,而是离散的,甚至是有限的几个值,实验前期,将每个属性值按实际情况离散化,算出相应的综合效用并排序,以便谈判时可以随时调用。具体过程见图 2。

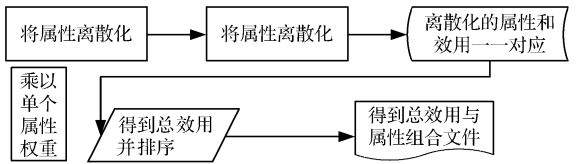


图 2 综合效用计算与排序流程

4 多属性谈判实验分析

为了验证本研究模型的有效性,设计了原型实验系统。开发过程采用 JDK 1.60 和 Agent 开发平台 Jadex 0.96,集成开发环境采用 Eclipse 3.52,前期实验测试采用 MATLAB 2015。实验过程分为 3 个部分:①买卖双方采

用固定策略谈判;②买卖双方有一方采用学习型策略谈判;③买卖双方有一方采用微小区间让步策略谈判。

4.1 固定策略谈判

所谓固定策略谈判指 Agent 在谈判过程中,自始至终采用事先预定好的谈判策略。由以上的综合策略函数可知,根据取值的不同,买方与卖方都各有 3 种策略,即 $\beta \in (0,1)$, $\beta=1$, $\beta \in (1,50)$ 。根据买方和卖方的不同取值一共进行了 9 组实验。典型议价组合的综合效用变化见图 3。图 3 中,从右至左单调递减的曲线表示买方的效用变化,从左至右单调递减的曲线表示卖方的效用变化,双方的效用都是从曲线高点向低点移动,双方在两条曲线交汇处附近成交。Agent 先算出综合效用,然后代入式(2),买方、卖方分别让步,最后达成交易。

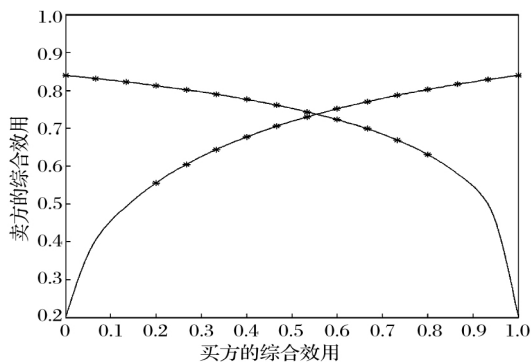


图 3 谈判出价综合效用图

每种策略情况运行 6 次取平均值,谈判结果的成交率和平均轮数对比见表 2。由表 2 可见,如果买方想要获得更高的成功概率,则应该采取保守策略($\beta \in (0,1)$),成功概率为 $(100\%+100\%+33.3\%)/3=77.78\%$;如果卖方想要获得更高的成功概率,则应该采取平稳让步策略($\beta=1$),成功概率为 $(100\%+100\%+100\%)/3=100\%$;如果买方想要更快地成交,则应该采取激进策略($\beta \in (1,50)$),需要的平均谈判轮数为 $(0.8+3.1+0.5)/3=1.47$ 次;如果卖方想要更快地达成协议,则应该采取激进策略($\beta \in (1,50)$),需要的平均谈判轮数为 $(0.3+0.2+0.5)/3=0.33$ 次。

表 2 谈判结果的成交率和平均轮数对比

买方 β \ 卖方 β	$\beta \in (0,1)$		$\beta=1$		$\beta \in (1,50)$	
	成交率 / %	平均轮数 / 次	成交率 / %	平均轮数 / 次	成交率 / %	平均轮数 / 次
$\beta \in (0,1)$	100	12.7	100	10.5	50	0.8
$\beta=1$	100	10.8	100	9	100	3.1
$\beta \in (1,50)$	33.3	0.3	16.7	0.2	50	0.5

固定策略谈判综合效用对比见表 3。由表 3

可知:对于卖方来说,如果买方采取保守策略($\beta \in (0,1)$),则卖方应该采取所对应的平稳让步策略($\max(0.608, 0.486, 0.765)=0.765$);如果买方采用平稳的让步策略($\beta=1$),则卖方应该采取所对应的激进让步策略($\max(0.634, 0.580, 0.787)=0.787$);如果买方采用激进让步策略($\beta \in (1,50)$),则卖方应该采取平稳让步策略($\max(0.688, 0.774, 0.705)=0.774$)。总体来说,卖方更适合采用让步策略。对于买方来说,如果卖方采用保守策略($\beta \in (0,1)$),则买方应该采取激进让步策略($\max(0.606, 0.504, 0.834)=0.834$);如果卖方采用平稳让步策略($\beta=1$),则买方应该采取所对应的保守策略($\max(0.724, 0.580, 0.356)=0.724$);如果卖方采用激进让步策略($\beta \in (1,50)$),则买方应该采取所对应的保守策略($\max(0.837, 0.837, 0.633)=0.837$)。

表 3 固定策略谈判综合效用对比

买方 β \ 卖方 β	$\beta \in (0,1)$		$\beta=1$		$\beta \in (1,50)$	
	买方	卖方	买方	卖方	买方	卖方
$\beta \in (0,1)$	0.606	0.608	0.504	0.634	0.834	0.688
$\beta=1$	0.724	0.486	0.580	0.580	0.356	0.774
$\beta \in (1,50)$	0.837	0.765	0.837	0.787	0.633	0.705

4.2 学习策略谈判

当采用学习策略时,Agent 具备根据对手出价调节自己谈判行为的能力,以协调初始谈判策略的差异。为了清晰地表达学习策略的效果,在实验中卖方 Agent 采用固定策略出价谈判,买方 Agent 采取学习策略适时调整自己的策略,以适应卖方的出价趋势变化(见图 4)。图 4 中,从右至左下行曲线表示买方的效用变化,从左至右下行曲线表示卖方的效用变化。买方策略在初始状态(最上方的从右至左下行曲线)让步速度太快,牺牲太多自身利益,在随后的策略调整中,下移至最下方的从左至右下行曲线,然后逐渐调整曲线曲率,最终在近乎双赢的状态下双方成交,体现出学习策略的作用和优势。

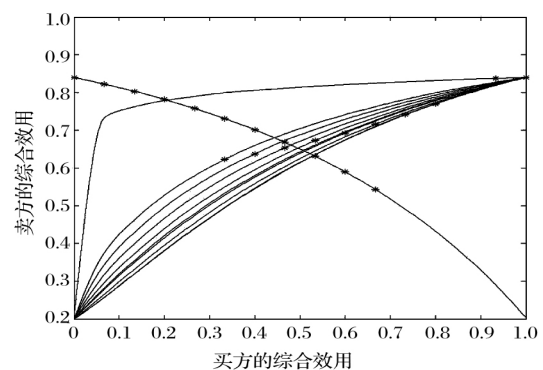


图 4 学习策略谈判过程函数图

谈判结果对比见表 4,可以很清楚地看到学习策略能提高谈判的成功率,但是成交所需的谈判轮数并未减少。

学习策略与固定策略谈判综合效用对比见表 5。由表 5 可知,学习策略对综合效用的作用不明显。这是因为在多属性谈判中,尽管学习对方的策略做出了让步,但是因为双方对每个属性的权重设置不一样,可能从对方角度来

说根本就没有让步。但如果想要获得更高的谈判成功率,可以采用学习策略。

表 4 学习策略与固定策略谈判成功率与平均轮数对比

买方 β \ 卖方 β	$\beta \in (0,1)$				$\beta \in (1,50)$			
	成交率/%		平均轮数/次		成交率/%		平均轮数/次	
	学习	不学习	学习	不学习	学习	不学习	学习	不学习
$\beta \in (0,1)$	100	100	12.8	12.7	100	50	2.3	0.8
$\beta \in (1,50)$	83.3	33.3	2.3	0.3	83.3	50	1.7	0.5

表 5 学习策略与固定策略谈判综合效用对比

买方 β \ 卖方 β	$\beta \in (0,1)$				$\beta \in (1,50)$			
	买方		卖方		买方		卖方	
	学习	不学习	学习	不学习	学习	不学习	学习	不学习
$\beta \in (0,1)$	0.420	0.606	0.365	0.608	0.280	0.834	0.826	0.688
$\beta \in (1,50)$	0.793	0.837	0.547	0.765	0.551	0.633	0.497	0.705

4.3 微小让步策略谈判

根据之前对固定策略和学习策略的分析,可以发现单纯的使用二者之一,各有利弊。如果将学习策略和微小让步策略相结合,理论上会使 Agent 更容易获得好的交易。谈判成交率和需要谈判平均轮数实验结果见表 6,学习加区间让步与不学习综合效用对比实验结果见表 7。由表 6 和表 7 可知,采用学习加微小让步区间策略的 Agent 可以获得更高的谈判成功率。

表 7 表明:当双方采取的都是保守让步策略($\beta \in (0,1)$)时,采用学习加区间的策略可以

获得更高的综合效用($0.802 > 0.606$; $0.824 > 0.608$);当买方采取保守策略($\beta \in (0,1)$),卖方采取激进策略($\beta \in (1,50)$)时,采用学习加区间的策略会增加买方的综合效用($0.838 > 0.837$),减少卖方的综合效用($0.166 < 0.765$);相反,当买方采取激进策略,卖方采取保守策略时,学习加区间的策略会增加卖方的综合效用($0.460 < 0.834$),减少买方的综合效用($0.830 > 0.688$);当双方都采取激进策略时,卖方收益减少($0.417 < 0.705$),买方收益增加($0.769 > 0.633$)。

表 6 谈判成交率和需要谈判平均轮数

买方 β \ 卖方 β	$\beta \in (0,1)$				$\beta \in (1,50)$			
	成交率/%		平均轮数/次		成交率/%		平均轮数/次	
	学习加区间	不学习	学习加区间	不学习	学习加区间	不学习	学习加区间	不学习
$\beta \in (0,1)$	100	100	2	12.7	100	50	1.3	0.8
$\beta \in (1,50)$	40	33.3	0.5	0.3	50	50	0.7	0.5

表 7 学习加区间让步与不学习综合效用对比

买方 β \ 卖方 β	$\beta \in (0,1)$				$\beta \in (1,50)$			
	买方		卖方		买方		卖方	
	学习加区间	不学习	学习加区间	不学习	学习加区间	不学习	学习加区间	不学习
$\beta \in (0,1)$	0.802	0.606	0.824	0.608	0.460	0.834	0.830	0.688
$\beta \in (1,50)$	0.838	0.837	0.166	0.765	0.769	0.633	0.417	0.705

5 结语

响应国家供给侧改革号召,本研究提出大规模定制电子商务的运作机制和谈判技术。相比于前人的研究,本研究的创新和贡献主要体现在以下两点:①当前对大规模定制电子商务的研究多停留在概念探讨和理论设计阶段,距离实际应用尚远。本研究从更加务实的视角,提出了大规模定制电子商务的两阶段流程,通过仿真实验验证这一流程模型的可行性,因此,对定制化电子商务的实际操作和运营具有现实意义。②从自动谈判理论研究角度来说,以往的多属性谈判策略研究主要使用单一固定策略。通过本研究可以发现,单一策略成交率较

低,很难在实际应用中有所用武之地。本研究提出了学习策略和微小区间让步策略相结合的方法,为该领域提供了一个组合策略研究的范例。实验证明,组合策略具备自适应特性,一方面可以学习对手谈判行为;另一方面在自身做出很少让步的同时,给对手充分的选择空间,从而增加应对谈判局势的灵活性,改善谈判的效果,增加谈判的成功率,更快地达到双赢的局面。

尽管现有研究有明显的成效,但还存在一些不足。一个突出的问题是,大规模定制电子商务的主体之一是产生购买需求的消费者,未来的电子商务谈判更多的情况是人和机器之间的谈判。机器一方代替商家与消费者谈判,从而节省商家的谈判成本,提高谈判效率。本研究对此种情况

的应用没有深一步的探讨,将在未来的研究中予以重点关注。

参考文献

- [1] 张明超,孙新波,钱雨,等. 供应链双元性视角下数据驱动大规模智能定制实现机理的案例研究[J]. 管理学报, 2018,15(12):1 750-1 760.
- [2] ALFORD D, SACKETT P, NELDER G. Mass Customisation—An Automotive Perspective[J]. International Journal of Production Economics, 2000,65(1):99-110.
- [3] 谷梦瑶,陈友玲,赵鹏. 大规模定制环境下基于客户协同程度的设计时间估计方法[J]. 计算机集成制造系统, 2016,22(9):10-15.
- [4] 刘春玲,黎继子,肖位春,等. 电子商务环境下基于退货策略的MC决策与协调[J]. 科研管理, 2016,37(2):141-151.
- [5] YOO J, PARK M. The Effects of E-Mass Customization on Consumer Perceived Value, Satisfaction, and Loyalty toward Luxury Brands[J]. Journal of Business Research, 2016,69(12):5 775-5 784.
- [6] 严建援,甄杰,谢宗晓,等. 个性化产品在线定制意愿影响因素研究——基于计划行为理论的分析[J]. 预测, 2016,35(6):50-56.
- [7] 蔡路路,华国伟,张菊亮. 基于议价模型的售后服务供应链合作研究[J]. 系统工程学报, 2015,30(2):225-230.
- [8] HINZ O, HANN I H, SPANN M. Price Discrimination in E-Commerce? An Examination of Dynamic Pricing in Name-Your-Own Price Markets[J]. MIS Quarterly, 2011,35(1):81-98.
- [9] ADOMAVICIUS G, GUPTA A, ZHDANOV D. Designing Intelligent Software Agents for Auctions with Limited Information Feedback[J]. Information Systems Research, 2009,20(4):507-526.
- [10] GILMORE J H, PINE B. The Four Faces of Mass Customization[J]. Harvard Business Review, 1996, 75(1):91-101.
- [11] RADDER L, LOUW L. Mass Customization and Mass Production[J]. The TQM Magazine, 1999,11(1):35-40.
- [12] 程德通,李登峰,余高锋. 大规模定制模式下多类型评价信息的多目标生产指派问题[J]. 控制与决策, 2017,32(11):8-13.
- [13] 经有国,但斌,张旭梅,等. MC半结构化客户需求信息表达与处理方法[J]. 管理科学学报, 2011,14(1):78-85.
- [14] 刘强,苏秦. 供应链多边谈判中的买方承诺战术[J]. 系统工程学报, 2012,27(2):243-247.
- [15] BELLANTUONO N, ETTORRE D, KERSTEN G E, et al. Multi-Attribute Auction and Negotiation for E-Procurement of Logistics[J]. Group Decision and Negotiation, 2014,23(3):421-441.
- [16] FARATIN P, SIERRA C, JENNINGS N R. Negotiation Decision Functions for Autonomous Agents [J]. Robotics and Autonomous Systems, 1998,24(3):159-182.
- [17] PAN L, LUO X, MENG X, et al. A Two-Stage Win-Win Multiattribute Negotiation Model: Optimization and Then Concession[J]. Computational Intelligence, 2013,29(4):577-626.
- [18] LOPES F, WOOLDRIDGE M, NOVAIS A Q. Negotiation among Autonomous Computational Agents: Principles, Analysis and Challenges[J]. Artificial Intelligence Review, 2008,29(1):1-44.
- [19] FATIMA S S, WOOLDRIDGE M, JENNINGS N R. On Efficient Procedures for Multi-Issue Negotiation [M]// FASLI M, SHEHORY O. Agent-Mediated Electronic Commerce Automated Negotiation and Strategy Design for Electronic Markets. Berlin: Springer, 2006: 31-45.
- [20] LIN R, KRAUS S, MAZLIAH Y. Training with Automated Agents Improves People's Behavior in Negotiation and Coordination Tasks [J]. Decision Support Systems, 2014,60:1-9.
- [21] REN F, ZHANG M. Bilateral Single-Issue Negotiation Model Considering Nonlinear Utility and Time Constraint [J]. Decision Support Systems, 2014,60:29-38.
- [22] 高珊,马良,张惠珍. 基于人工蜂群算法的电子商务多 Agent 自动谈判模型[J]. 智能系统学报, 2015,10(3):1-6.
- [23] MASVOULA M. Editor Forecasting Negotiation Counterpart's Offers: A Focus on Session-Long Learning Agents[C]// Proceedings of the Fifth International Conference on Advanced Cognitive Technologies and Applications. Valencia: IARIA, 2013.
- [24] YU C, REN F, ZHANG M. An Adaptive Bilateral Negotiation Model Based on Bayesian Learning [M]// ITO T, ZHANG M, ROBU V, et al. Complex Automated Negotiations: Theories, Models, and Software Competitions. Berlin: Springer, 2013:75-93.
- [25] MONTESERIN A, AMANDI A. A Reinforcement Learning Approach to Improve the Argument Selection Effectiveness in Argumentation-Based Negotiation[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(6):2 182-2 188.
- [26] CAO M, LUO X, LUO X R, et al. Automated Negotiation for E-Commerce Decision Making: A Goal Deliberated Agent Architecture for Multi-Strategy Selection[J]. Decision Support Systems, 2015,73:1-14.
- [27] 刘征驰,马滔,申继禄. 个性定制、价值感知与知识付费定价策略[J]. 管理学报, 2018,15(12):1 846-1 853.

(编辑 桂林)

通讯作者:陈崇萍(1986~),女,重庆人。华南师范大学(广州市 510006)公共管理学院讲师,博士。研究方向为运营与供应链管理、采购管理、电子商务。E-mail: chenchongping2011@163.com